doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.04.001

基于案例推理的应急处置建议生成

开放科学（资源服务）标识码（OSID）

安璐[1,2,3] 杨楚嫣[2]

1. 武汉大学信息资源研究中心 武汉 430072；
2. 武汉大学信息管理学院 武汉 430072；
3. 武汉大学数据智能研究院 武汉 430072

摘要： [目的 / 意义] 构建实现情境特征与事理规则融合的案例表征体系，突破传统案例推理方法在方案重用方面的局限，为应急决策领域提供更具针对性和可解释性的智能支持。[方法 / 过程] 在基于案例的推理框架下，将突发事件知识图谱与事件原因图谱相结合，构建突发事件案例库；在案例检索与重用阶段，基于图谱和语义相似度匹配历史案例，采用图谱增强的检索增强生成机制将案例知识作为大语言模型补充上下文，生成针对目标突发事件的致因推断、风险分析及应急处置建议。[结果 / 结论] 研究提出的框架能有效支持多维度案例匹配与决策推理，为突发事件应急决策提供兼具情境适配性与规律可解释性的解决方案。

关键词： 事件原因图谱；建议生成；案例推理；突发事件案例库；应急处置；检索增强生成

中图分类号： G353

Emergency Disposal Suggestion Generation Based on Case-based Reasoning

AN Lu[1,2,3] YANG Chuyan[2]

1. Center for Studies of Information Resources, Wuhan University, Wuhan 430072;
2. School of Information Management, Wuhan University, Wuhan 430072;
3. Institute of Data Intelligence, Wuhan University, Wuhan 430072

Abstract: [Objective/Significance] This study seeks to develop an integrated case representation framework that combines contextual features with causal principles, overcoming the limitations of conventional case-based reasoning methods in solution reuse. The proposed approach aims to provide more targeted and interpretable intelligent support for emergency decision-making. [Methods/Processes] Within a case-based reasoning framework, this study integrate emergency knowledge graphs

基金项目 国家自然科学基金面上项目“危机情境下网络信息传播失序识别与干预方法研究”（72174153）；国家自然科学基金创新研究群体项目“信息资源管理”（71921002）。

作者简介 安璐（1979-），博士，教授，主要研究方向为应急情报，E-mail：anlu97@163.com；杨楚嫣（2000-），硕士研究生，主要研究方向为应急情报分析。

引用格式 安璐 , 杨楚嫣 . 基于案例推理的应急处置建议生成 [J]. 情报工程 , 2025, 11(4): 3-14.

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.04.001

with causal event graphs to construct a comprehensive case repository. During case retrieval and reuse, our graph-enhanced retrieval-augmented generation mechanism leverages both graph-based and semantic similarity matching to identify relevant historical cases. These retrieved cases serve as contextual supplements for large language models, enabling the generation of causal inferences, risk assessments, and targeted emergency response recommendations for newly occurring incidents. [Results/Conclusions] The proposed framework effectively facilitates multi-dimensional case matching and decision reasoning, delivering emergency response solutions that are both contextually adaptive and interpretable in their underlying logic.
Keywords: Event Cause Graph; Recommendation Generation; Case-based Reasoning; Public Event Case Database; Emergency Response; RAG

引言

“十四五”国家应急体系规划指出，我国“安全风险隐患日益凸显，重特大事故在地区和行业间呈现波动反弹态势……同时，重特大灾害事故往往引发一系列次生、衍生灾害事故和生态环境破坏，形成复杂多样的灾害链、事故链，进一步增加风险防控和应急处置的复杂性及难度”[1]。我国突发事件应急管理仍然面临着风险隐患突出、防控难度加大和应急管理基础薄弱的问题，在事故发生之初，如何实现信息的快速采集、准确分析并据此指导应急决策以最大化保障民众生命财产安全，减少事故损失并遏制事故影响蔓延，已成为一个重要课题。

根据《突发事件应急预案管理办法》，突发事件的案例分析主要是“对典型突发事件的发生演化规律、造成的后果和处置救援等情况进行复盘研究，为制定应急预案提供参考借鉴”[2]。历史突发事件中蕴含着大量可重用的应急响应经验，例如事件演化模式、灾变路径和具体处置措施等。基于案例的推理（Case-based Reasoning，CBR）为重用历史突发事件经验提供了方法论框架，其核心在于通过匹配历史相似案例实现经验复用。已有许多研究将CBR应用于突发事件案例分析与应急决策支持中，这些研究在案例表示和检索方面已经取得了许多成果，但在案例复用环节还存在研究不足。已有研究在案例复用环节主要采用基于规则的属性替换[3]、应急预案要素重组[4]和多约束活动重组[5]等局部修正方法，难以针对目标突发事件特点进行充分适配与方案生成。近年来，大语言模型（Large Language Models，LLMs）在知识抽取、语义推理和生成式决策支持方面展现出突破性能力，为破解案例推理中的经验复用难题提供了新的技术路径。通过将大语言模型与案例推理框架融合，能够突破传统CBR方法在语义理解、方案生成和动态适配等方面的局限。因此，本文拟以事故调查报告为数据源构建历史突发事故案例库，采用基于案例推理的框架，结合大语言模型的语义理解、推理与文本生成能力，利用实体识别、事件抽取、知识图谱增强的RAG（Retrieval Augmented Generation）等技术实现对历史案例的匹配与经验重用，从而快速、自动、智能地从大量历史事故案例中提炼出关键知识来辅

助突发事件的应急决策，提升应急处置的效率和决策精度。

1 相关研究

1.1 基于案例推理的应急决策支持相关研究

基于案例的推理是指检索相似历史案例，并调整适应当前情况，以利用历史案例经验作出决策，包括检索、重用、修订和保留 4 个步骤[6]。许多研究将其应用于突发事件应急响应，以利用历史经验来提升当下应对突发事件的能力和响应速度。相关研究的两个关键问题是：（1）如何充分表征突发事件案例；（2）如何检索出与目标事件最相似的案例。

1.1.1 突发事件案例表示

CBR 案例表示的主要问题是确定案例存储内容的维度、描述结构以及索引方式，以便有效检索和重用。常用方法包括基于本体的表示，如蔡玫等[7]提出的应急情景本体模型（情景、事件、过程和行动）和 Yu 等[8]提出基于案例推理的情境驱动的故障控制决策支持模型（先兆、故障、失败、措施和情境）。此外，还有更灵活的描述方法，如 Ru 等[9]提出的“情节 + 情境”模式，以及 Wang 等[10]提出的环境紧急事件应急决策模型（由案例、场景、对象、要素、应急措施和评估 6 个层次组成）。

1.1.2 历史案例检索与匹配

案例检索旨在从案例库中筛选与目标案例相似度最高的案例集。已有研究提出了多种方法，如谢健民等[11]采用 KNN 算法结合层次分析法进行相似度计算和属性赋权；Ru 等[9]结合数据包络分析交叉效率评估与并行系统获得相似案例集；Duan 等[12]使用灰色聚类方法减少检索时间；Louati 等[13]使用曼哈顿距离计算相似度；Fei 等[14]利用 Dempster-Shafer 理论解决多个案例局部特征相似度相同的问题；Wang 等[10]提出在检索阶段使用基于孕灾理论的情境相似度替代案例相似度以获得备选案例集。

基于案例推理的应急决策研究在案例表示和案例检索方面已取得一定成果，但仍存在不足。现有案例表示模型多局限于特定领域，缺乏跨领域通用表示框架，限制了知识迁移和复用。同时，本体建模等案例表示方法依赖专家经验，自动化程度低，难以应对新兴突发事件。此外，鲜有研究提出如何调整和重用检索到的案例以解决新问题，且现有基于 CBR 的应急决策系统重点在于匹配具体案例，无法总结相似案例规律，限制了历史经验的复用。

1.2 大语言模型在应急情报分析与决策支持中的应用研究

人工智能在处理大规模数据集、模拟复杂情境、趋势预测方面优势显著，这使其在应急决策中有巨大应用潜力。从时间维度看，人工智能在应急管理的预测、检测、管理以及响应 4 个阶段都发挥着重要作用[15]。从应用场景看，人工智能已广泛应用于人群密度预测[16]、紧急疏散救援[17]、交通管理[18]、医疗资源分配[19]、灾损评估[20]、自然灾害预测[21-22]以及灾后重建[23]等场景。

大语言模型在信息提取、知识问答、文本生成和情感分析等任务中表现出色，能有效处理网络舆情和突发事件相关任务[24]。现

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.04.001

有研究展示了其在应急场景中的应用潜力，如 Otal 等 [25] 提出两个框架，一是将 LLMs 集成到应急响应通信系统，实时解析紧急电话内容并生成辅助指令供响应人员使用；二是开发基于 LLMs 的个人应急移动应用，提供个性化应急指令并联系应急响应中心。然而通用大语言模型缺乏应急决策相关领域知识，其生成的内容可解释性不足并存在“幻觉”现象。未来研究应该着重提升 LLMs 在应急情报领域的专业知识嵌入度和生成内容的可解释性。

1.3 知识图谱增强的检索增强生成系统

对于通用 LLMs 存在幻觉和缺乏领域知识的问题，RAG 技术 [26] 利用外部知识库作为非参数化记忆，弥补了 LLMs 在知识获取、更新和解释方面的不足，提升了 LLMs 在知识密集型任务中的表现，减少了“幻觉”现象 [27]。基于此，可将 CBR 中的案例库作为 RAG 的知识库，结合 LLMs 的文本生成能力，实现相似案例检索和重用。传统 RAG 技术通常采用文档分割和 Top-K 语义相似度检索策略，但存在上下文信息丢失和关联文档遗漏等问题。为此，有研究者提出基于图结构的改进方案。Graph RAG[28] 通过 LLM 提取实体关系构建图索引并生成社区摘要，各社区独立生成局部回答并汇总为最终答案，提升了对全局性问题的回答效果。知识增强生成（KAG）框架 [29] 融合语义图谱与 RAG 技术，借助 LLM 友好知识表示、混合推理引擎及语义推理对齐，优化了多跳问答任务性能。LightRAG[30] 使用 LLM 并采用了双层检索范式，从而生成更为连贯且上下文丰富的回答。这些方法通过增强检索关联性和完整性，有效克服了传统 RAG 的局限性。知识图谱增强的 LLM 也被应用于突发事件应急决策领域。Chen 等 [31] 提出的 E-KELL 通过构建应急知识图谱和提示链引导 LLM 在图谱上推理，提升了决策可靠性。王喆等 [32] 提出了用于洪涝灾害应急决策智能问答的系统 KG-GPT，采用知识图谱约束 LLMs 的幻觉现象。

上述研究表明融合知识图谱与 RAG 技术不仅能抑制幻觉、增强可解释性，还能提升 LLM 对全局关联问题的处理能力。针对上述问题，本文在 CBR 框架基础上，构建融合知识图谱与事件原因图谱的通用突发事件案例表示体系，形成兼具具体情境特征与抽象事理规则的案例知识库，以解决传统案例表征领域依赖性强和抽象规律挖掘不足的问题。在案例检索阶段，基于图谱和语义相似度匹配历史案例，获取关联知识图谱子图、事件原因链和同类突发事件原因树；在案例重用阶段，通过 RAG 机制将案例知识输入 LLM，利用思维链（Chain of Thought，COT）[33] 引导 LLM 递进式推理目标突发事件原因链与潜在风险，据此生成应急处置建议。

2 基于案例推理的应急处置建议生成框架

本文的研究框架如图 1 所示，主要包括案例库构建、案例检索和案例重用 3 个模块，以下将依次阐述框架中各模块的技术实现路径及其内在关联机制。

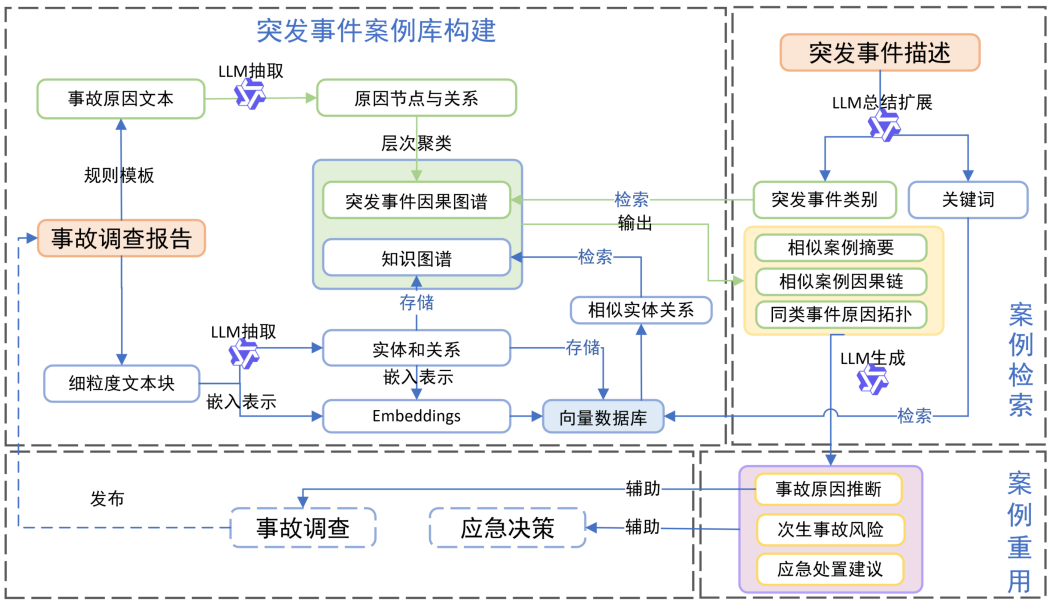

图 1　基于案例推理的应急处置建议生成研究框架

2.1　构建知识图谱与事件原因图谱融合的突发事件案例库

为了实现对历史突发事件的情境特征与事理规则的双重表征，本文拟建立融合历史突发事件知识图谱和事件原因图谱的案例库，构建方法如下。

2.1.1　突发事件案例库数据采集与预处理

事故调查报告是对事故进行现场勘察、过程处置和后续跟踪的系统性报告，涵盖事故背景、原因、处置结果、责任划定以及经验总结等内容，能够基本客观还原事故全貌。由于报告内容经过严格审查，具有权威性和可靠性，适合作为案例库数据来源。因此，本文选择中华人民共和国应急管理部官网 “信息公开—事故及灾害查处—调查报告”栏目发布的特别重大事故调查报告全文作为数据来源。

参考《国家突发事件总体应急预案》[34] 中对突发事件的分类，结合数据源的事故类型分布，本文将历史突发事件分为生产爆炸事故、矿业安全事故、建筑爆炸火灾事故、建筑坍塌事故、交通运输事故、滑坡事故 6 类，由人工判定报告对应事故的类别。

2.1.2　突发事件知识图谱构建

突发事件知识图谱利用图结构灵活表征突发事件的致灾环境、责任主体、因果链及应急处置等关键要素，可以为案例推理提供历史案例的关联情境信息。本文基于 LLM 实现自动化知识抽取，从非结构化事故调查报告中提取细粒度实体及其关系，并进行跨文档实体消歧，构建突发事件领域通用知识图谱。具体构建步骤如下：

（1）分割原始事故调查报告。文档分割粒度会影响实体关系抽取的粒度，较小分割粒度有利于更精细的实体关系识别，但过小的文档块会丢失部分上下文关联。为了平衡实体关系粒度和上下文保留程度，经过实验对比，本文

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.04.001

采用 800 个字符的文本块进行分割，并在相邻文本块之间设置 100 个字符的重叠区域。

（2）实体关系抽取。本文参考 LightRAG 中实体关系抽取流程，采用 Few-shots 提示方法分两步抽取。①构建 3 个标注样本的实体抽取 Few-shots 提示词模板，通过 LLM 迭代抽取每个文档块中的实体，抽取的内容为实体名称和实体类型；②将同一个文本块中抽取得到的实体列表和原始文本块输入 LLM，由 LLM 判断这些实体之间存在的关系，并输出（源实体，关系，目标实体）三元组。

（3）实体对齐消歧。通过预训练 Embedding 模型将抽取得到的实体名称向量化后，使用 FAISS[35] 计算实体间的相似度，得到余弦相似度大于 0.8 的向量组。将相似向量所对应的实体及事故调查报告中实体所处文本片段输入 LLM，由 LLM 判断是否需要合并实体以及确定合并后的实体名称。

（4）知识图谱构建。将处理后的实体关系导入 Neo4j 图数据库中，同步构建实体关系对应向量的向量数据库。在案例检索阶段，先通过向量数据库匹配相关实体、关系及事故调查报告文本块，再于知识图谱中检索备选实体关系的关联子图，从而计算目标事件与历史案例的相似度。

2.1.3 突发事件原因图谱构建

针对现有 CBR 研究中抽象规律复用不足的问题，本文提出构建历史突发事件原因图谱，进而提炼构建同类突发事件抽象原因树的方法。

（1）构建突发事件原因图谱。通过正则表达式抽取事故调查报告中的事故原因相关段落，利用 LLM 结合 Few-shots 提示词提取事故原因节点。然后调用 LLM，输入事故原因段落及提取的原因节点，由大模型判断节点间是否存在“因果关系”和“顺承关系”。将提取到的原因节点及关系导入 Neo4j 数据库，形成突发事件原因图谱，图谱节点属性包括事件名称和突发事件类型。

（2）构建同类型突发事件抽象原因树。使用预训练 Embedding 模型获取突发事件原因节点的向量表示。对同类型突发事件原因节点向量，以欧几里得距离进行 complete-linkage 算法进行层次聚类。根据层次聚类结果树状图，结合轮廓系数，人工确定分割点和类簇数量。将层次聚类结果分三层扁平化到指定数量的类簇中后，利用 LLM 为每个类簇归纳出涵盖整个类簇语义的标签。最后按照原始层次聚类结构组织类簇标签，构建同类突发事件抽象原因树，如图 2 所示。通过融合知识图谱与事件原因图谱的双重表征框架构建的案例库，既包含具体事件的全要素情境网络，又具备同类事故的抽象原因树，为后续相似案例检索奠定了多维度的知识基础。

2.2 突发事件案例检索与匹配

案例检索阶段旨在从案例库中筛选出与目标突发事件在关键特征上高度匹配的历史案例作为参考案例，并整合分析其相关知识，为目标突发事件应急处置决策提供可复用的经验。

2.2.1 相似度得分最高的历史案例确定

输入目标突发事件后，需在向量数据库和突发事件知识图谱中检索出相似度最高的案例，具体步骤如下。

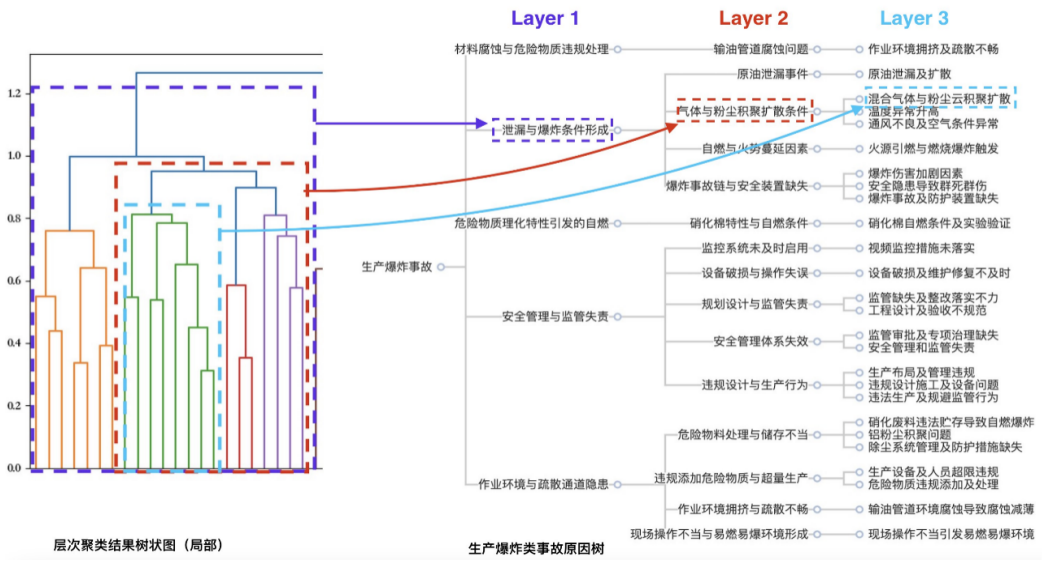

图 2　根据层次聚类结果构建同类突发事件抽象原因树示例图

（1）对目标突发事件进行摘要与关键词拓展。利用 LLM 提取输入事件的类型、时间地点、主体等信息，形成结构化摘要。同时，使用 LLM 扩展目标事件关键词，生成具体性词汇和概括性词汇，并获得扩展关键词的向量表示。

（2）收集候选案例集。在向量数据库中检索与目标事件关键词余弦相似度最高的 n 个实体得到集合 E_k，通过知识图谱收集这些实体所属突发事件名作为候选案例集 S_{case}。

（3）确定关键词 k 的权重。关键词 k 的权重 w_k 采用逆向文档频率 IDF 算法计算，如式（1）所示，其中 N 为 S_{case} 中事件数量之和，n_k 为 S_{case} 中包含关键词 k 的事件数量。

$$w_k=\log\left(\frac{N}{n_k}\right)+1 \tag{1}$$

（4）计算候选案例相似度得分。对每个候选事件和每个目标事件关键词，取该事件中匹配实体的最高相似度作为该关键词的得分。对于 S_{case} 中的案例 C，关键词 k 对应的得分 $Score$ 如式（2）所示，其中 e 为 E_k 中的一个实体，C_e 为实体 e 所属的突发事件，$\text{sim}(e)$ 为实体 e 与关键词 k 的向量相似度。

$$Score_k(C)=\max\{\text{sim}(e)|e\in E_k\wedge C_e=C\} \tag{2}$$

对于 S_{case} 中的候选案例 C，其与输入目标突发事件的相似度得分 $Total(C)$ 如式（3）所示，其中 K 表示输入目标事件所有关键词集合，w_k 为关键词 k 的权重，$Score_k(C)$ 为历史案例 C 在关键词 k 上的得分。

$$Total(C)=\sum_{k\in K}w_k\cdot Score_k(C) \tag{3}$$

最后根据候选案例相似度得分 $Total(C)$ 排序，选取得分最高的案例作为参考案例。

2.2.2　案例关联知识提取与结构化表示

根据上一步检索得到的参考案例，在案例库检索得到知识图谱子图、因果链和同类突发事件原因树等 3 部分关联知识。为便于在案例重用环节将参考案例关联知识作为 LLM 扩展上下文，需将其转换为结构化文本。对于参考案例知识图谱，调用 LLM 总结事件摘要，涵盖背景、原因、经过、后果与损失以及应急救援情况。

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.04.001

对于参考案例原因链，通过 Cypher 查询语句直接转化为链式结构化文本。对同类事故的原因树采用层级编码的编号表示。转换后的结构化文本示例如图 3 所示。

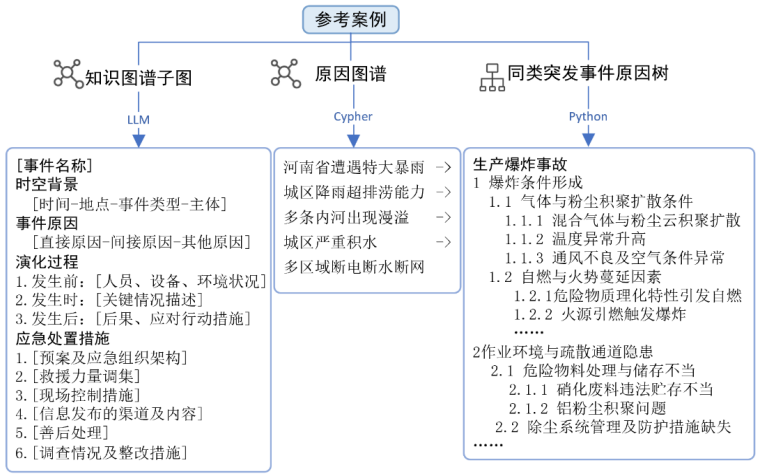

图 3　案例关联知识结构化文本示例

2.3　案例重用与应急处置建议生成

案例重用阶段通过知识融合与 LLM 推理机制，将检索获得的案例关联知识转化为可操作的应急处置建议。本文采用致因推断、风险分析和应急处置措施生成三级串联递进式的大模型推理架构，前序模块输出作为后续模块的上下文输入，首先进行致因推断，然后将致因推断结果和案例关联知识作为风险分析模块的输入，最后将致因推断和风险分析模块的结果作为应急处置措施生成模块的输入。生成流程及各模块提示词模板如图 4 所示。

图 4　案例重用推理模块及对应提示词模板

3 实验结果

3.1 数据准备与实验设置

本文选取了中华人民共和国应急管理部官网 2014 年 12 月 30 日至 2024 年 11 月 24 日期间在“信息公开—事故及灾害查处—调查报告”栏目发布的特别重大突发事故调查报告全文作为数据来源，人工剔除了部分过于简短、不包含事故详细原因的调查报告，最终得到 83 篇结构和内容较为完整的调查报告，对应 2003—2023 年间发生的 83 起特别重大事故 [36]。

本文调用的大模型为 Qwen2.5-72B-Instruct，其中文处理能力出色，支持长文本处理且对指令理解准确，满足本文对长文本抽取和结构化文本生成的需求。本文所使用的 embedding 模型为 NV-Embed-v1，该模型在信息检索、分类、聚类和文本语义相似度等多种基准测试中表现优异 [37]，适用于本文案例检索、实体对齐等文本嵌入任务。

3.2 突发事件案例库构建

（1）历史突发事件知识图谱：根据第 2.1.2 节的方法得到由 4532 个节点和 2279 条边构成的知识图谱。

（2）历史突发事件原因图谱：根据第 2.1.3 节的方法得到由 1144 个原因节点和 812 条边构成的历史突发事件原因图谱，局部图谱如图 5 所示。

（3）同类突发事件原因树：根据第 2.1.3 节的方法构建得到同类突发事件原因树如图 6 所示。

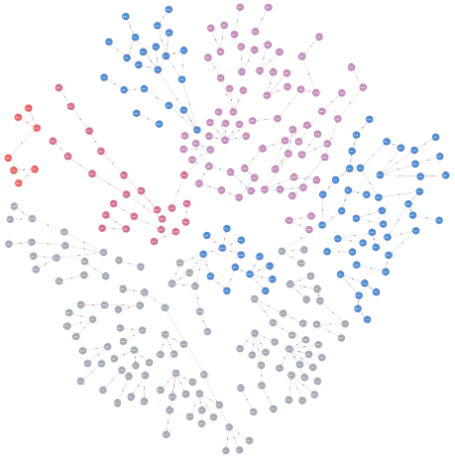

图 5 突发事件原因图谱（局部）

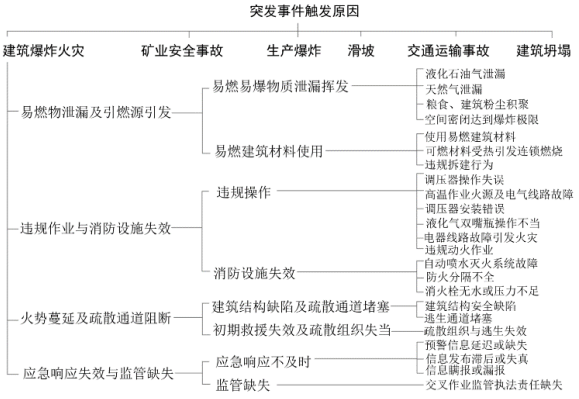

图 6 同类突发事件原因树（部分）

3.3 基于案例检索与重用的建议生成

以 2024 年 1 月 24 日发生的江西新余佳乐苑临街店铺“1·24” 特别重大火灾事故为目标事件，将该事故发生之初央视新闻的报道 [38] 作为输入，根据第 2.2 节确定相似度得分最高的案例为“河南安阳市凯信达商贸有限公司 11·21 特别重大火灾事故”，基于此参考案例按照第 2.3 节的方法进行案例重用，最终得到 3 组应急处置建议：表 1 针对事故主要原因提出建议，以便控制事态发展；表 2 针对潜在风险提出建议，以便应对次生灾害等风险；表 3 则聚焦救援物资调配和通信交通保障等支持措施。

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.04.001

表 1 核心处置措施

措施	实施阶段	关联风险项	资源需求
立即启动火灾应急响应机制，调派消防救援队伍和医疗急救队伍	紧急响应	电气故障引发火灾、疏散通道阻塞	消防车、救护车、消防员、医疗人员
使用消防无人机和热成像相机定位火源和被困人员	紧急响应	消防系统失效、人员窒息伤亡	消防无人机、热成像相机、操作员
迅速切断电源，避免电气故障加剧火灾	紧急响应	老旧电路短路 / 超负荷	电力应急小组、绝缘工具
现场指挥调度，确保消防车和救援人员快速到达现场	紧急响应	消防车通道被占、救援受阻	警察、交通指挥员、路障清理设备
开辟安全逃生通道，设置临时安置点	紧急响应	疏散通道阻塞、无独立逃生通道	志愿者、安全标识、灭火器、救生绳
建立长期的电气安全和消防安全监督机制	善后恢复	老旧电路短路 / 超负荷、消防系统失效	消防监督员、电路检查设备、资金支持

表 2 风险防控措施

措施	实施阶段	关联风险项	资源需求
现场立即实施紧急断电措施，防止火势因电气故障加剧	紧急响应	电气故障引发火灾、老旧电路短路 / 超负荷	电力应急小组、绝缘工具
对疏散通道进行紧急清理，确保畅通无阻	紧急响应	疏散通道阻塞	救援人员、清障工具
排查并转移店内液化气罐，防止次生爆炸	紧急响应	液化气罐爆炸、防火门未闭合	消防员、专用检查工具
对商业区建筑进行防火材料升级和电线老化检查	中期处置	老旧城区基础设施缺陷、冬季用电负荷高	防火材料、电线检测设备、专业施工队伍
建立完善商业与居民混合区域的消防预案	中期处置	商业居民混合区火灾蔓延、人流高峰期伤亡增加	消防预案专家、消防演练设备
加强对“三合一”建筑进行风险评估和改造	善后恢复	三合一建筑结构缺陷	建筑安全专家、管理人员

表 3 保障支持措施

措施	实施阶段	关联风险项	资源需求
即时发布应急信息，通知周边商户和居民疏散	紧急响应	人员窒息伤亡、救援受阻	广播系统、信息发布平台
调集周边的消防站和医疗资源，确保快速响应	紧急响应	消防车通道被占、救援受阻	消防站、医院、通讯设备
建立现场指挥中心，提供统一的指挥协调	紧急响应	电气故障引发火灾、救援受阻	指挥人员、通讯设备
协调社会资源，提供心理辅导和支持	中期处置	人员伤亡	心理咨询师、辅导材料
对受灾商户和居民进行经济和物质补偿	善后恢复	三合一建筑结构缺陷	资金、物资、评估人员
确保通讯设备的备用电源，保障通信畅通	紧急响应	老旧电路短路 / 超负荷	通讯备用电源、通讯设备
加强现场交通管控，确保救援车辆通行	紧急响应	消防车通道被占、救援受阻	交警、路障清理设备
建立应急物资储备库，确保应急物资充足	善后恢复	消防系统失效、疏散通道阻塞	库房、物资储备

4 总结与讨论

本文围绕突发事件应急决策需求，构建了知识图谱与原因图谱双驱动的突发事件应急处置建议生成模型。生成的建议覆盖“核心处置—风险防控—保障支持 × 紧急响应—中期处置—善后恢复”矩阵，实现了风险映射且包含精确的资源需求。本文的主要贡献在于通过融合细粒度知识图谱与事件原因图谱实现具体情境特征与抽象事理规则的双重表征，完善了 CBR 多维度案例表征体系；将 LLMs 用于案例推理重用环节，突破了传统案例重用方法局部修改预

案的局限；结合 RAG 技术，提升了 LLMs 生成应急处置建议的针对性与可解释性。后续研究将增加案例数量，并将舆情图谱融入现有案例表征体系，以期为应急决策提供更全面多维的支持。

参 考 文 献

[1] 国务院 . 国务院关于印发“十四五”国家应急体系规划的通知 [EB/OL]. (2022-02-14) [2024-06-01]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2022-02/14/content_5673424.htm.

[2] 国务院 . 国务院办公厅关于印发《突发事件应急预案管理办法》的通知 [EB/OL]. (2024-02-09) [2024-06-01]. https://www.mee.gov.cn/zcwj/gwywj/202402/t20240209_1066122.shtml.

[3] 郑晶 , 王应明 , 陈圣群 . 考虑方案有效性的应急案例决策方法 [J]. 控制与决策 , 2016, 31(10): 1824-1830.

[4] 李永海 , 樊治平 , 袁媛 . 考虑应急方案实施效果的突发事件应急方案生成方法 [J]. 控制与决策 , 2014, 29(2): 275-280.

[5] 陈雪龙 , 张钟 , 李悦 . 临机决策视角下的非常规突发事件应急处置方案生成 [J]. 中国管理科学 , 2024, 32(10): 109-122.

[6] AAMODT A, PLAZA E. Case-based reasoning: foundational issues, methodological variations, and system approaches[J]. AI communications, 1994, 7(1): 39-59.

[7] 蔡玫 , 曹杰 , 于小兵 . 基于应急实例本体模型的应急案例推理方法 [J]. 情报杂志 , 2016, 35(6): 183-188.

[8] YU F, FAN B, QIN C, et al. A scenario-driven fault-control decision support model for disaster preparedness using case-based reasoning[J]. Natural Hazards Review, 2023, 24(4): 04023040.

[9] RU D, WEN H, ZHANG Y. A pre-generation of emergency reference plan model of public health emergencies with case-based reasoning[J]. Risk Management and Healthcare Policy, 2022(15): 2371-2388.

[10] WANG D, WAN K, MA W. Emergency decision-making model of environmental emergencies based on case-based reasoning method[J]. Journal of environmental management, 2020(262): 110382.

[11] 谢健民 , 秦琴 , 吴文晓 . 基于本体的突发事件网络舆情案例推理模型 [J]. 情报杂志 , 2019, 38(1): 79-86.

[12] DUAN J, JIAO F. Novel case-based reasoning system for public health emergencies[J]. Risk Management and Healthcare Policy, 2021(14): 541-553.

[13] LOUATI A, LOUATI H, LI Z. Deep learning and case-based reasoning for predictive and adaptive traffic emergency management[J]. The Journal of Supercomputing, 2021, 77(5): 4389-4418.

[14] FEI L, WANG Y. Demand prediction of emergency materials using case-based reasoning extended by the Dempster-Shafer theory[J]. Socio-Economic Planning Sciences, 2022(84): 101386.

[15] ABOUALOLA M, ABUALSAUD K, KHATTAB T, et al. Edge technologies for disaster management: a survey of social media and artificial intelligence integration[J]. IEEE Access, 2023(11): 73782-73802.

[16] JIANG R, CAI Z, WANG Z, et al. DeepCrowd: a deep model for large-scale citywide crowd density and flow prediction[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2021, 35(1): 276-290.

[17] HONG Z, XIAO D, WENXUAN D. A crowd pre-warning system based on mobile locators and behavior prediction[C]// 2016 6th International Conference on Digital Home (ICDH). IEEE, 2016: 122-127.

[18] DRABICKI A, KUCHARSKI R, CATS O, et al. Simulating the effects of real-time crowding information in public transport networks[C]// 2017 5th IEEE International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems (MT-ITS). IEEE, 2017: 675-680.

[19] SHARAFAT A R, BAYATI M. PatientFlowNet: a deep learning approach to patient flow prediction in emergency departments[J]. IEEE Access, 2021(9): 45552-45561.

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.04.001

[20] HAN W, GAN Y, CHEN S, et al. Study on earthquake prediction model based on traffic disaster data[C]// 2020 IEEE 11th International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS). IEEE, 2020: 331-334.

[21] SAMIKWA E, VOIGT T, ERIKSSON J. Flood prediction using IoT and artificial neural networks with edge computing[C]// 2020 International Conferences on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData) and IEEE Congress on Cybermatics (Cybermatics). IEEE, 2020: 234-240.

[22] HOU H, YU S, WANG H, et al. A hybrid prediction model for damage warning of power transmission line under typhoon disaster[J]. IEEE Access, 2020(8): 85038-85050.

[23] LAVERDIERE M, YANG L, TUTTLE M, et al. Rapid structure detection in support of disaster response: A case study of the 2018 kilauea volcano eruption[C]// IGARSS 2020-2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2020: 6826-6829.

[24] 赵浜 , 曹树金 . 国内外生成式 AI 大模型执行情报领域典型任务的测试分析 [J]. 情报资料工作 , 2023, 44(5): 6-17.

[25] OTAL H T, CANBAZ M A. LLM-Assisted Crisis Management: Building Advanced LLM Platforms for Effective Emergency Response and Public Collaboration[C]// 2024 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI), Singapore, Singapore, 2024: 851-859.

[26] LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-Augmented generation for Knowledge-Intensive NLP tasks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020(33): 9459-9474.

[27] PROCKO T T, OCHOA O. Graph retrieval-augmented generation for large language models: a survey[C]// 2024 Conference on AI, Science, Engineering, and Technology (AIxSET). IEEE, 2024: 166-169.

[28] EDGE D, TRINH H, CHENG N, et al. From local to global: a graph rag approach to query-focused summarization[J]. arXiv preprint arXiv: 2404. 16130, 2024.

[29] LIANG L, SUN M, GUI Z, et al. KAG: boosting llms in professional domains via knowledge augmented generation[J]. arXiv preprint arXiv: 2409. 13731, 2024.

[30] GUO Z, XIA L, YU Y, et al. LightRAG: simple and fast retrieval-augmented generation[J]. arXiv preprint arXiv:2410.05779, 2024.

[31] CHEN M, TAO Z, TANG W, et al. Enhancing emergency decision-making with knowledge graphs and large language models[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2024(113): 104804.

[32] 王喆 , 陆俊燃 , 杨栋梁 , 等 . 融合 GPT 和知识图谱的洪涝应急决策智能问答系统研究 [J]. 中国安全生产科学技术 , 2024, 20(4): 5-11.

[33] WEI J, WANG X, SCHUURMANS D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022(35): 24824-24837.

[34] 中共中央 , 国务院 . 国家突发事件总体应急预案 [EB/OL]. (2025-02-26) [2025-03-10]. https://www.mem.gov.cn/fw/yjya/gjztyjya/202502/t20250226_531745.shtml.

[35] FACEBOOK RESEARCH. Faiss: A library for efficient similarity search and clustering of dense vectors[CP/OL]. (2020-03-10) [2025-02-24]. https://github.com/facebookresearch/faiss.

[36] 应急管理部 . 特别重大事故查处 [EB/OL]. (2024-01-27) [2025-03-10]. https://www.mem.gov.cn/gk/sgcc/tbzdsgdcbg/.

[37] LEE C, ROY R, XU M, et al. NV-Embed: improved techniques for training LLMs as generalist embedding models[J]. arXiv preprint arXiv: 2405. 17428, 2024.

[38] 央视新闻 . 江西新余临街店铺火灾已造成 39 人死亡 [EB/OL]. (2024-09-21) [2025-03-10]. https://content-static.cctvnews.cctv.com/snow-book/index.html?item_id=4760711573117499494.